



TITLE:

AFES-LETKFデータ同化システムへの 観測インパクト評価診断ツール の実装

AUTHOR(S):

山崎, 哲; 三好, 建正; 榎本, 剛; 小守, 信正; 猪上, 淳

CITATION:

山崎, 哲 ...[et al]. AFES-LETKFデータ同化システムへの観測インパクト評価診断ツールの
実装. 平成29年度「異常気象と長期変動」研究集会報告 2018: 45-49: 共同研究（一般共同
研究）29K-06.

ISSUE DATE:

2018-03

URL:

<http://hdl.handle.net/2433/231918>

RIGHT:

AFES-LETKF データ同化システムへの観測インパクト評価診断ツールの実装

* 山崎哲¹・三好建正^{2,1}・榎本剛^{3,1}・小守信正¹・猪上淳^{4,1}
(1: JAMSTEC 2: 理研 AICS 3: 京大防災研 4: 極地研)

1 はじめに

我々は、大気大循環モデル AFES と局所アンサンブル変換 Kalman フィルタ LETKF から構成されるデータ同化システム ALEDAS の開発とそれを用いたアンサンブル実験的再解析 ALERA2 の作成を行っている (Enomoto et al. 2013; Yamazaki et al. 2017). ALERA2 の期間は、システムのマイナーアップデートが繰り返された 4 つの stream¹ で構成され、2008 年から 2017 年 8 月 (2017 年 12 月現在) まで達した (図 1). ALERA2 は総観規模以上の大気現象に対して妥当な解析精度を持っているので、解析アンサンブルの分析や解析からのアンサンブル予報を行い、メカニズム・予測可能性研究や特定の観測の全球への影響評価実験を行っている。

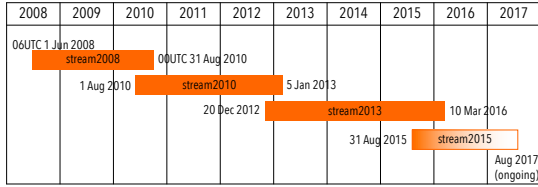


図 1: 計算が完了した ALERA2 データセットの期間 (2017 年 12 月現在). stream2008 と stream2010 は <http://www.jamstec.go.jp/alera/alera2.html> より取得可能.

これまで ALEDAS を用いて特定の観測のインパクトを評価する際には、既存の全球観測から対象を追加したり取り除いたりした仮想の全球観測システムを作成し、ALEDAS を用いて (オンラインで) 同化実験を行い、それと ALERA2 と比較する. この方法は観測システム実験と呼ばれ、観測のインパクトを定量化する上で最も有効な方法の一つである. しかし、同時にこの実験は計算やデータ分析のコストがかかる.

¹stream は一つの解析予報サイクルでつながった解析期間を示している.

そこで、各観測のインパクトが線形的な重ね合わせであると仮定し、観測システム実験を行わずに、すなわちオフラインで個々の観測の予報へのインパクトを推定する手法 (FSO) を ALEDAS に実装した. 本稿では、ここでの FSO の定式化と、ALEDAS に実装された FSO で得られる観測インパクトの推定と観測システム実験での実測を比較して有効性を検証した.

2 アンサンブルに基づく FSO 手法

これまで FSO にはいくつかの種類が提案されているが、我々はアンサンブルに基づく FSO 手法 (EFSO, Kalnay et al. 2012; Ota et al. 2013) を採用した. EFSO はアンサンブル Kalman フィルタ同化システムでの利用のために開発され、Kalnay et al. (2012) や Hotta et al. (2017) で LETKF に適用されている.

EFSO 定式化の要は、Kalman ゲイン \mathbf{K} の近似と接線形モデルのアンサンブル予報摂動での代用である (Kalnay et al. 2012). まず、時間発展・解析方程式は、

$$\mathbf{x}_{t|0}^f = M_{t|0}(\mathbf{x}_0^a) \quad (1)$$

$$\bar{\mathbf{x}}_0^a = \bar{\mathbf{x}}_0^b + \mathbf{K}\delta\bar{\mathbf{y}}_0^{\text{ob}} \quad (2)$$

となる. ここで、 $\mathbf{x}_{t|0}^f$ は解析時刻 ($t=0$) から予報時間 t までのアンサンブル予報値、 \mathbf{x}_0^a はアンサンブル解析値、 $M_{t|0}$ は予報演算子を示す. そして overbar はアンサンブル平均、 $\bar{\mathbf{x}}_0^b$ と $\bar{\mathbf{y}}_0^{\text{ob}}$ は解析時刻での第一推定値と O-B 値 (観測値と第一推定値の差) を示す. EFSO の定式化では、Kalman ゲインの解析誤差共分散 \mathbf{P}^a を観測空間での解析アンサンブル摂動 \mathbf{Y}^a を使って近似する:

$$\mathbf{K} = \mathbf{P}^a \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \approx \frac{1}{K-1} \mathbf{X}^a \mathbf{Y}^{aT} \mathbf{R}^{-1} \quad (3)$$

ここで K はアンサンブルサイズ、 \mathbf{H} は (線形化された) 観測演算子、 $\mathbf{X}^a = \mathbf{x}^a - \bar{\mathbf{x}}^a$ (解析アンサンブル摂動)、 \mathbf{R} は観測誤差共分散である.

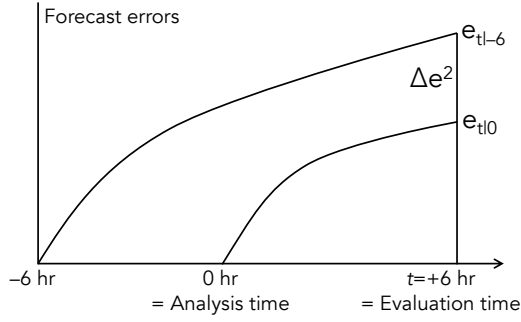


図 2: EFSO の概念図. 実線は規格化された予報誤差の時間発展を示す. 横軸は真値に沿っており, Δe^2 (図中では $e_{t|0}$ と $e_{t|6}$ の差) が EFSO 値を示す. 図は Kalnay et al. (2012) を改変.

EFSO 値は, 解析時間から評価時間 t までの予報誤差 $e_{t|0} \equiv \bar{x}_{t|0}^f - x_t^v$ (x_t^v は時間 t での真値) とその 6 時間前からの予報誤差 $e_{t|6} \equiv \bar{x}_{t|6}^f - x_t^v$ の差として定量化される (図 2). (1)~(3) 式を使って, EFSO 値 $\Delta e^2 = e_{t|0}^T C e_{t|0} - e_{t|6}^T C e_{t|6}$ (C は誤差ノルムを定義する行列) は,

$$\Delta e^2 \approx (\delta \bar{y}_0^{\text{ob}})^T \frac{1}{K-1} \mathbf{R}^{-1} \mathbf{Y}_0^a (\mathbf{X}_{t|0}^f)^T \mathbf{C} (e_{t|0} + e_{t|6}) \quad (4)$$

で与えられる. 式変形の途中で現れる接線形モデル (あるいは adjoint モデル) と Kalman ゲインが \mathbf{R}^{-1} と \mathbf{Y}_0^a と $\mathbf{X}_{t|0}^f$ で代用される. つまり, 解析時刻の 6 時間前から評価時間までのアンサンブル予報と, 観測空間での解析アンサンブル解析を計算することで, EFSO 値を得ることができる.

予報感度の評価時間 t は Hotta et al. (2017) と同様に 6 時間とし, 誤差ノルムには湿潤全エネルギーノルムを用いた. また $x^v = \bar{x}^a$ としている. EFSO 値はオフラインでの計算が可能だが, ALEDAS の解析予報サイクルの中に組み込み, 解析に合わせて EFSO 値を逐次出力できる設定とした (図 3). これまでの ALEDAS に対して, 予報サイクル EnAFES の予報時間を 9 時間から 12 時間予報とし, 追加で \mathbf{Y}^a と EFSO 値の計算 (それぞれ LETKFobs と EFSO) を行う. ALEDAS では予報サイクルの計算が解析サイクルの 3~4 倍大きく, LETKFobs と EFSO の計算は解析 LETKFobs と同程度なので, EFSO の実装での計算コストの増加はそれほど大きくなく

た. EFSO を含んだ解析同化サイクルを図 1 の stream2015 から採用し, ALERA2 の出力に新たに EFSO 値と \mathbf{Y}^a を加えた.

さらに, (3) を用いて, 特定の観測の解析場へのインパクトを「診断的に」(オフラインで) 推定できる (Ota et al. 2013; Hotta et al. 2017). (2) 式より,

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_0^{a,\text{deny}} - \mathbf{x}_0^a &\approx -\mathbf{K} \delta \bar{\mathbf{y}}_0^{\text{ob,deny}} \\ &\approx -\frac{1}{K-1} \mathbf{X}_0^a \mathbf{Y}_0^{aT} \mathbf{R}^{-1} \delta \bar{\mathbf{y}}_0^{\text{ob,deny}} \end{aligned} \quad (5)$$

ここで $\mathbf{x}_0^{a,\text{deny}}$ は特定の観測が取り除かれた全球観測システムの解析場で, $\bar{\mathbf{y}}_0^{\text{ob,deny}}$ は O-B 値だが特定の観測を除いた行がすべて 0 が代入された行列である. ALEDAS の新たな解析同化サイクルでは, \mathbf{Y}^a を新たに出力しているので, もともと出力していた O-B 値を用いることで (5) をオフラインで計算できる. これは, EFSO が 6 時間予報への特定の観測のインパクトであるのに対して, 解析場へのインパクトの見積もりと言える. 以下では, (5) で得られる値を湿潤全エネルギーに変換したものを便宜上「診断値」と呼ぶ.

3 同化サイクル実験

EFSO 値や診断値が実際の観測システム実験での観測インパクト (真値) をどの程度定量的に推定しているのかを調査する. 2015 年 12 月から 2016 年 2 月まで ALEDAS を使って観測システム実験を行い, その期間での EFSO 値・診断値と真値との比較を行った. 観測システム実験に対して, ALERA2 (stream2015) を CTL とする. ALEDAS のパラメータ値は Yamazaki et al. (2017) と同じである.

まず, 各観測に対する EFSO 値の総和と解析サイクルによる真の全球平均誤差改善値 (12 時間予報値 $\bar{x}_{t|6}^f$ と第一推定値 $\bar{x}_{t|0}^f$ の差) を湿潤全エネルギー [J kg^{-1}] で比べた. 以下では, 負 (正) 値を観測による誤差の改善 (改悪) とする. その結果, 実験期間平均の真の改善値は -2.20 , EFSO 値が -2.30 となり, わずかに改善過大見積もりではあるが, 5% 程度の差で一致していた. 時間変動もよく一致しており, 相関係数は 0.86 であった.

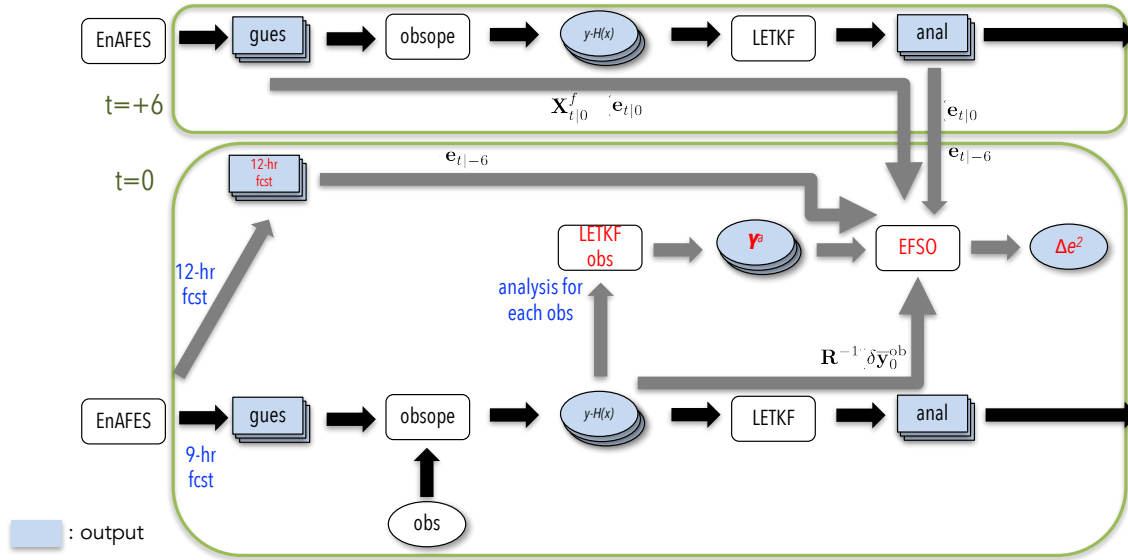


図 3: 解析予報サイクルでの EFSO の計算フローチャート. 2つのサイクル ($t = 0$ と $t = +6$) から $t = 0$ での EFSO 値 Δe^2 と Y^a が出力される. 「obsopo」は観測演算子プロセスで、O-B 値を計算する.

これらの値は Ota et al. (2013) や Hotta et al. (2017) と整合的であり、ALEDAS に EFSO が正しく実装されていると期待される.

次に、北半球でのラジオゾンデ観測について実験期間平均した EFSO 値の空間分布を見る (図 4). 測器に依存するような観測点毎の違いはわずかに見られるものの、大陸程度のスケールで変化する空間分布が見られた. また、EFSO 値の改善率、観測密度が低い場所で大きいという全球観測システムへの依存と、中緯度で大陸西岸で相対的に大きいといった大循環に依存した特徴の両方が見られる.

EFSO 値の推定は、どの程度真の観測インパクトを捉えているのか. ここで、中緯度 (福岡・館野・釧路)、熱帯 (図 4 赤矢印)、北極域 (緑矢印) での各 3 つのラジオゾンデを取り除く観測システム実験を行った (それぞれ OSE_{Jpn} , OSE_{tro} , OSE_{pol} とする). 観測システム実験では、CTL の解析予報サイクルでの毎日 00UTC でのラジオゾンデデータを取り除くが、作成された解析値を次の予報サイクルには用いていない. さらに、3 つの観測システム実験と CTL の毎日 00UTC の解析場を初期値とした 7 日予報実験も行った.

表 1 は真値の観測インパクトと EFSO 値を示している. 表から、実験期間で (91 日) 平均し

表 1: 観測システム実験と CTL との差 (真値) と EFSO 値・診断観測影響値との比較. ここでは観測システム実験と CTL の差と診断観測影響値から湿潤静的エネルギーが計算された. 平均は期間平均 (単位 $[10^{-3} \text{ J kg}^{-1}]$) で、相関は真値に対して計算された.

	OSE_{Jpn}	OSE_{tro}	OSE_{pol}
真値平均	-1.7	-3.2	-5.2
EFSO 値平均	-1.2	-4.3	-4.3
相関			
(対 EFSO 値)	0.22	0.76	0.55
相関			
(対診断値)	0.76	0.79	0.78

た観測インパクトと EFSO 値は、比で 0.7~1.2 程度となっていることから、値がよく一致していることがわかる. しかし、時間変動に関しては、 OSE_{Jpn} で相関が低くなっている. これは、日本付近でのラジオゾンデに関して、推定される日々変動は真の観測インパクトの変動をほとんど追従できないことを意味している. それに対して、 OSE_{pol} や OSE_{tro} に関しては高い相関を持っている. EFSO 値でなく、診断値に対して相関係数を計算すると、どの実験でも高い値を示す. つまり、EFSO 値・診断値の両推定値を

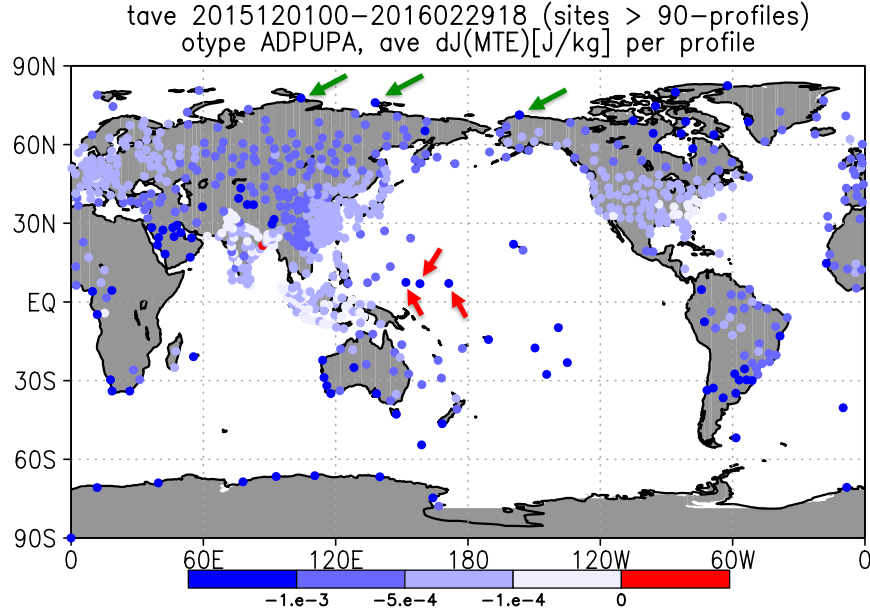


図 4: 実験期間 (2015 年 12 月～2016 年 2 月) で平均されたラジオゾンデの 1 プロファイルあたりの EFSO 値 [J kg^{-1}]. ただし 90 プロファイル以下の観測点は除かれている. 緑 (赤) 矢印は OSE_{pol} (OSE_{tro}) で除かれるラジオゾンデを示す.

使えば真の観測インパクトの時間平均値や時間変動をよく捉えることが可能である.

実験間で、EFSO 値と真の観測インパクトの相関が異なる理由を考察する. これは、観測位置によって、解析あるいは予報初期での観測インパクトの差がどの程度予報後半まで維持されるかと関係するかもしれない. 表 2 は、観測システム実験と CTL の解析差 (真値) に対するそれぞれからの予報差及び EFSO 値との相関係数を示している. ここでは、相関係数が高いほど初期値での観測のインパクトが予報にも強く保持されていることを意味する. 表から、 OSE_{Jpn} では予報 2 日で相関係数が急に小さくなるのに対し、それ以外の観測システム実験では予報 3 日まで大きな相関係数を維持している. そして、観測インパクトの保持 (メモリ) の大きさに対応して真値と EFSO 値との相関係数が大きくなっていることがわかる. ここから、日本付近では、観測インパクトのメモリが 3 日程度以上予報すると、予報誤差のノイズに埋もれることを示唆している.

観測インパクトのメモリの大きさを何が決めているのかは今後より詳細に調査する必要がある.

表 2: 実験期間中 (91 日分) での観測システム実験と CTL の解析差 (真値) と EFSO 値及び予報差 (解析からの予報実験) との相関係数. 解析差・予報差はアンサンブル平均値についてで、その差について湿潤静的エネルギーが計算された.

相関係数	OSE_{Jpn}	OSE_{tro}	OSE_{pol}
対 EFSO 値	0.19	0.70	0.53
対 1 日予報差	0.80	0.83	0.92
対 2 日予報差	0.35	0.73	0.80
対 3 日予報差	0.18	0.69	0.61
対 7 日予報差	0.13	0.46	0.35

る. 我々の推測では、1 つは、観測密度といった観測システムに依存するはずだが (図 4), もう 1 つは、大循環場に依存すると考えられる. その理由は、ちょうど日本域はストームトラック域に位置し、大気の非線形的な性質が強く働き得る場所だからである. こういった領域で初期誤差が急速に発達すれば、観測インパクトが様々なノイズに素早く埋もれてしまう可能性がある (Hodyss and Majumdar 2007).

ここで得られる知見は、特に、全球常時観測

に対して一時的に特定の観測を付加するような、機動的観測において重要となり得る。ただし、例えば、1ヶ月にわたって付加的な観測を特定の場所で行うような、準通常の観測方法においては必ずしもその限りではないだろう。

4 まとめ

全球観測システム実験に資する新たな診断ツールを ALEDAS に実装した。診断ツールは個々の観測のインパクトを実際の解析予報サイクル（同化実験）を行わずに見積もることができるもの（EFSO）で、このツールを用いて、ALERA2 の出力データに EFSO 値 Δe^2 と観測空間での解析アンサンブル \mathbf{Y}^a を新たに追加した（図 3）。これらの新たな出力を用いて、特定の観測の予報と解析値へのインパクトの見積りが可能となった。

EFSO 値での見積もられる数個のラジオゾンデの観測インパクト推定値と、実際の観測システム実験で得られたインパクト（真値）を比べると、(i) 数ヶ月平均した EFSO 値は平均した真値と定量的に良く一致する、(ii) EFSO 値と真値の時間相関は観測場所によってはかなり低くなり、そういった場所では解析への観測インパクトと予報へのインパクトとの相関が低くなる傾向が見られた。

EFSO の実装によって得られる観測インパクトの診断量は、全球の機動的観測を考える上で役立つツールであることが示唆された。今後、追加の観測システム実験を行って、更なる詳細な調査が必要である。

謝辞

本研究の数値計算には地球シミュレータを利用しました。また、本研究の一部は、科研費 26282111 及び 15H02129 の助成を受けました。

参考文献

Enomoto, T., T. Miyoshi, Q. Moteki, J. Inoue, M. Hattori, A. Kuwano-Yoshida, N. Komori, and S. Yamane, 2013: Observing-system research and ensemble data assimilation at JAMSTEC. *Data Assimilation for*

Atmospheric, Oceanic and Hydrologic Applications, S. K. Park and L. Xu, Eds., Springer, Vol. 2, 509–526.

Hodyss, D. and S. J. Majumdar, 2007: The contamination of ‘data impact’ in global models by rapidly growing mesoscale instabilities. *Quart. J. Roy. Meteor. Soc.*, **133**, 1865–1875, doi:[10.1002/qj.157](https://doi.org/10.1002/qj.157).

Hotta, D., T.-C. Chen, E. Kalnay, Y. Ota, and T. Miyoshi, 2017: Proactive QC: A fully flow-dependent quality control scheme based on EFSO. *Mon. Wea. Rev.*, **145**, 3331–3354, doi:[10.1175/MWR-D-16-0290.1](https://doi.org/10.1175/MWR-D-16-0290.1).

Kalnay, E., Y. Ota, T. Miyoshi, and J. Liu, 2012: A simpler formulation of forecast sensitivity to observations: application to ensemble Kalman filters. *Tellus*, **64A**, 18162, doi:[10.3402/tellusa.v64i0.18462](https://doi.org/10.3402/tellusa.v64i0.18462).

Ota, Y., J. C. Derber, T. Miyoshi, and E. Kalnay, 2013: Ensemble-based observation impact estimates using the NCEP GFS. *Tellus*, **65A**, 20038, doi:[10.3402/tellusa.v65i0.20038](https://doi.org/10.3402/tellusa.v65i0.20038).

Yamazaki, A., T. Enomoto, T. Miyoshi, A. Kuwano-Yoshida, and N. Komori, 2017: Using observations near the poles in the AFES-LETKF data assimilation system. *SOLA*, **13**, 41–46, doi:[10.2151/sola.2017-008](https://doi.org/10.2151/sola.2017-008).